

# 基于小波变换和神经网络伺服控制系统的设计<sup>\*</sup>

李先祥<sup>1</sup>, 罗中良<sup>1</sup>, 肖红军<sup>2</sup>

(1. 佛山科学技术学院工学院, 广东 佛山 528000;

2. 华南理工大学自动化科学与工程学院, 广东 广州 510640)

**摘 要:** 提出了基于小波神经网络控制的无刷电机控制系统新方法, 该方法使用三层前馈式人工神经网络, 采用基于梯度下降纠正误差法在线训练更新网络参数, 使用离散小波变换的时频特性和连续小波变换检测信号边缘的原理进行无刷电机运行状态和故障状态的检测以便能实时保护。仿真结果表明该方法能大大改善调速系统的静态、动态性能, 具有优良的控制效果, 小波检测灵敏度高, 对噪声有较高的鲁棒性, 具有广阔的应用前景。

**关键词:** 小波变换; 无刷电机; 神经网络

**中图分类号:** TM921.2 **文献标识码:** A **文章编号:** 0529-6579 (2004) 06-0102-04

永磁无刷同步电动机的控制有多种方法。传统控制, 譬如 PID 控制或线性二次方程控制, 需要精确地描述系统动态的数学模型, 这对于带有未知动力变化的系统可能是一个主要限制因素。即使能够得到控制系统的模型, 但饱和、扰动、参数变化这些未知条件也是不可能用精确的模型建立的。负载的变化和外部扰动将直接影响伺服系统的性能, 而且电机的端部效应、齿槽效应和永磁体磁链谐波等将产生推力纹波, 系统参数 (动子质量、粘滞摩擦系数等) 的变化、摩擦阻力的非线性变化以及状态的观测噪声等都会降低系统的伺服性能。

针对以上分析, 本文采用具有很强自学习能力的人工神经网络 (ANN) 来实现无刷电机电流电压的双闭环控制。通过在线学习能够在保证系统稳定性的同时, 对扰动和参数变化进行有效的抑制补偿, 同时采用小波变换实时进行系统的故障诊断和保护, 从而可以有效地提高伺服系统的动静态性能、稳态精度和可靠性。

## 1 控制系统的组成

基于小波变换和神经网络控制的无刷电机控制系统的原理框图如图 1 所示<sup>[1]</sup>。主电路由整流桥、滤波电容以及 IGBT 逆变器组成的变换器, 它将恒压恒频交流电变换成频率电压均可调的三相交流电, 控制永磁无刷电机实现伺服控制。驱动电路采用 TLP250 IGBT 驱动模块。电流检测采用根据磁场

补偿原理制成的霍尔元件 LEM 模块。由于无刷电机相电流为  $120^\circ$  的方波, 三相互差  $120^\circ$ , 任一时刻只有两相通电, 在  $60^\circ$  电区间内相当一直流电流, 因而可以采用电流分时反馈技术, 使三相相电流合成反馈成一直流, 这样系统只需要一个电流调节器, 系统稳定且调试方便。又因三相电流  $i_a + i_b + i_c = 0$ , 故只需检测两相电流。速度和位置检测采用光电编码器, 利用光电编码器输出的 A 和 B 两路脉冲信号检测速度的方向。本系统的速度电流控制使用三层前馈式人工神经网络进行控制, 在不需要建模的情况下通过在线学习进行智能控制, 并可对扰动和参数变化进行有效的抑制补偿。利用小波变换综合监测主电路电流、主电路电压、电机的温度信号和电机主轴的振动信号的奇异点, 从而判别出电机控制系统的正常工作状态和故障情况, 以便进行实时保护。

## 2 神经网络控制

### 2.1 神经网络结构

神经网络的层数和神经元个数的选择是根据系统的需求来设计的。在本系统中, 神经网络速度控制器要反应给定输入、速度误差以及速度误差的方向对控制器的作用, 因此在输入层设置的输入有给定输入、速度误差和误差的导数。神经网络控制器设计采用三层网络: 输入层、隐层和输出层, 如图 2 所示。输入层有 3 个输入量  $u, \dot{e}, e$ ; 隐层有 6 个神

<sup>\*</sup> 收稿日期: 2004-04-01

基金项目: 广东省自然科学基金资助项目 (020118); 广东省高教厅自然科学基金资助项目 (1999267); 佛山市科技发展资金资助项目 (0003012B)

作者简介: 李先祥 (1965 年生), 男, 副教授; E-mail: lixx@fosu.edu.cn

经元;输出层是  $i_q$ 。

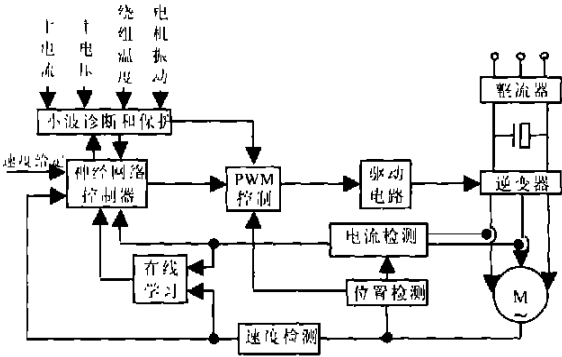


图 1 系统结构框图  
Fig. 1 Block diagram of system

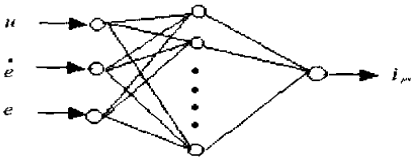


图 2 神经网络结构模型  
Fig. 2 The topology of network

输入层: 由 3 个神经元组成

$\sigma_1 = u, \sigma_2 = e, \sigma_3 = e, o_i(t) = \sigma_i, i = 1, 2, 3$

隐含层: 由 6 个神经元组成

$$n_{2j}(t) = \sum_{i=1}^3 w_{ji}o_i(t) + \theta_{2j}, i = 1, 2, 3$$
$$o_{2j}(t) = f_1[n_{2j}(t)], j = 1, 2, \cdots, 6$$

输出层: 由 1 个神经元组成

$$n_3(t) = \sum_{j=1}^6 w_{3j}o_{2j}(t) + \theta_3, j = 1, 2, \cdots, 6$$
$$o_3(t) = f_2[n_3(t)]$$

选择不同的输出函数可以增强网络的映射功能, 且提高网络收敛速度。隐含层的输出函数为 logsig mold 函数, 输出层的输出函数为 tmsig mold 函数<sup>[2]</sup>。

$$f_1(x) = \log \operatorname{sig}(x) = \frac{1}{1 + \exp(-x)}$$
$$f_2(x) = \tan \operatorname{sig}(x) = \frac{1 - \exp(-2x)}{1 + \exp(-2x)}$$

2.2 在线训练算法

网络训练分为两种, 在线训练和离线训练。离线训练后的网络可直接用于实际控制系统, 但对环境变化无法自适应调节; 在线训练可随环境的变化即时更新模型, 但在训练初期控制精度不够。本文采用两者结合的方式, 先对网络进行离线训练, 在电机的运行过程中, 对网络进行在线训练。在线训

练可以使网络适应环境的变化, 增强其鲁棒性。本文采用梯度下降误差纠正法训练网络, 训练教师来源于对网络输出的逻辑处理后的结果<sup>[3]</sup>。

定义系统辩识的指标函数:

$$J = \frac{1}{2}(\sigma - \sigma_m)^2$$

本文采用 BP 算法不断修正网络神经元之间的权值和阈值, 使网络不断逼近真实的模型。其动态辩识算法公式为:

$$\omega(k+1) = \omega(k) + \alpha(k)[(1-\eta)D(k) + \eta D(k-1)]$$

式中,  $\alpha(k)$  为学习率;  $\eta$  为动量因子,  $0 \leq \eta \leq 1$ , 它可以减小学习过程的振荡趋势, 从而改善算法的收敛性, 而  $D(k)$  为  $k$  时刻的负梯度, 即  $D(k) = -\frac{\partial J}{\partial \omega(k)}$

该算法中的学习率  $\alpha(k)$  在迭代过程中自动调整, 调整的原则是: 当连续两次梯度方向相同时, 表明下降太慢, 这时使学习率加倍; 当连续两次梯度方向相反时, 表明下降过头, 这时使学习率减半, 即  $\alpha(k) = 2^\mu \alpha(k-1)$ , 式中,  $\mu = \operatorname{sign}[D(k)D(k-1)]$ 。

3 小波故障诊断和保护

3.1 连续小波变换故障检测

定义信号  $x(t)$  的连续小波变换 (CWT) 为<sup>[4,5]</sup>

$$WT_x(a, t) = \frac{1}{a} \int x(\tau) \Psi \left| \frac{t-\tau}{a} \right| d\tau$$

其中,  $\Psi_a(t) = \frac{1}{a} \Psi \left| \frac{t}{a} \right|$ ,  $a$  为尺度因子,  $\tau$  是时间位移,  $\Psi(t)$  采用高斯函数的一阶导数。

本文采用如下的准则检测信号突变, 从而判别系统的故障以便实施保护。如果大尺度下信号的连续小波变换在  $t_0$  时刻附近存在着较大的模极大值, 而且信号在  $t_0$  附近的 Lipschitz 指数  $\alpha$  可以利用 CWT 估计出  $\alpha$  大于阈值  $\alpha_1$ , 则认为信号在  $t_0$  时刻发生了突变。 $\alpha_1$  的理论值为 0, 但考虑到叠加在信号突变边沿上的噪声会使信号在突变点的 Lipschitz 指数减小, 在实际应用中, 可以令  $\alpha_1$  等于一个模较小的负数。本文中根据实验结果令  $\alpha_1 = -0.20$ 。实际上, 利用连续小波变换检测信号的奇异性时, 通常只需计算信号在尺度  $a = 2^{j_1} (j = 1, 2, 3, \cdots)$  下的变换结果, 这种尺度离散化而时间连续的小波变换称为二进小波变换。

3.2 离散小波变换故障检测

信号  $x(t)$  的离散小波变换 (DWT) 定义为:

$$WT_x(j,k)=\int x(t)\overline{\Psi_{j,k}(t)}dt$$

其中,  $\Psi_{j,k}(t)=\frac{1}{\sqrt{2^j}}\Psi\left|\frac{t-2^j kT_0}{2^j}\right|$ ,  $\Psi_{j,k}(t)$  采用 Daubechies 离散正交小波基。

由于  $x(t)$  是随机信号, 因此在每个尺度下,  $WT_x(j,k)$  也是以  $k$  为时间变量的随机信号。突变前, 由于  $\Phi_x(\omega)$  在  $\omega_1$  存在谱峰,  $WT_x(j,k)$  的方差也在对应的尺度  $j_1$  达到最大( $\omega_1$  被包含于  $\Psi_{j_1,k}(t)$  的频带中), 即

$$\text{当 } 2^j kT_0 < t_f \text{ 时,}$$

$$\text{有 } E[WT_y^2(j,k)] < E[WT_y^2(j_1,k)], j \neq j_1$$

可以根据此式确定  $x(t)$  突变前对应于  $\Phi_x(\omega)$  的谱峰频率  $\omega_1$  的尺度  $j_1$ 。

当  $x(t)$  在  $t_f$  发生突变后, 由于  $\Phi_x(\omega_1)$  的幅度发生突变,  $WT_x(j_1,k)$  的方差也会发生突变, 因此, 只要检测出  $WT_x(j_1,k)$  的方差的突变点, 就可以检测出  $x(t)$  的突变点。

3.3 故障检测与保护的步骤

本系统监测信号为主电路电流、主电路电压、电机的温度信号和电机主轴的振动信号。下面以主电路电流信号为例介绍利用小波变换检测电流信号的奇异点的步骤, 综合监测主电路电流、主电路电压、电机的温度信号和电机主轴的振动信号的奇异点情况即可判别出电机控制系统的正常工作状态和故障情况<sup>[6]</sup>。

设  $Z_i(t)$  代表主电路电流检测信号, 基于小波变换的故障诊断步骤如下:

(1) 根据系统正常状态下的数据计算  $Z_i(t)$  在多尺度下的 DWT, 即

$$WT_{Z_i}(j,k), j=0,1,2,\cdots,$$

并确定对应于  $\max_j\{E[WT_{Z_i}^2(j,k)]\}$  的尺度  $j_{m_i}$

(2) 根据系统待检状态下的数据计算  $WT_{Z_i}(j_{m_i},k)$ 。

(3) 利用 CWT 检测  $WT_{Z_i}(j_{m_i},k)$  的方差是否发生突变。由于 CWT 不能直接检测随机信号的方差突变点, 我们利用 CWT 检测  $|WT_{Z_i}(j_{m_i},k)|$  的奇异点(均值突变点), 从而间接地检测  $WT_{Z_i}(j_{m_i},k)$  的方差突变点。当  $|WT_{Z_i}(j_{m_i},k)|$  的 CWT 在大尺度下存在着模较大的极大值, 而且  $|WT_{Z_i}(j_{m_i},k)|$  在该时刻附近的 Lipschitz 指数  $\alpha > -0.20$  时, 说明  $|WT_{Z_i}(j_{m_i},k)|$  发生了突变。如果检测出  $WT_{Z_i}(j_{m_i},k)$  的方差发生了突变, 则说明主电路的状态发生变化。

(4) 阈值  $\alpha_1$  的取值将影响检测的灵敏度和鲁棒性, 当  $\alpha_1$  减小时(指代数值), 检测的灵敏度提高但鲁棒性变差; 反之, 当  $\alpha_1$  增大时, 检测的鲁棒性提高而灵敏度降低。

(5) 利用  $|WT_{Z_i}(j_{m_i},k)|$  的 CWT 的极大值的正负进行状态模式分离。如果检测出主电路状态发生变化, 可以进一步利用  $|WT_{Z_i}(j_{m_i},k)|$  的 CWT 的极大值的正负来区分两种模式 (CWT 的正、负极大值分别对应于被检测信号的上升边沿和下降边沿)。综合以上各检测信号的实变点, 即可判别控制系统的工作状态和故障状态。

4 仿真分析

本文采用 Matlab+Simulink 对神经网络控制器和小波检测的性能进行了仿真, 并对普通 PID 控制与神经网络控制的性能进行了比较。无刷直流电机的技术参数: 额定功率为 1.5 kW; 额定转矩为 7.5 N·m; 额定转为 3 000 r/min; 额定电流为 6 A; 转子惯量为  $1.31\times 10^{-3}$  kg/m<sup>2</sup>; 机械时间常数为 19.25 ms; 每相电阻为 0.34 Ω; 每相电感为 3.257 mH。

图 3a 为采用 PID 控制时电机起动和制动速度响应曲线, 图 3b 为采用 PID 控制时在  $t=0.3$  s 时突加负载时的速度响应曲线。图 4a 为采用神经网络控制时电机起动和制动速度响应曲线, 图 4b 为采用神经网络控制时在  $t=0.15$  s 时突加负载时的速度响应曲线。不难发现采用神经网络控制的无刷直流电机控制系统的性能明显优于传统的 PID 控制, 采用神经网络控制的无刷电机伺服系统具有优良的静态和动态性能。

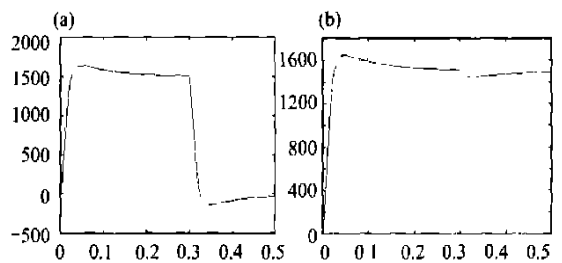


图 3 PID 控制速度曲线

Fig 3 Speed waveform based on PID control

(a) 速度起制动曲线;

(b)  $t=0.3$  s 时突加负载速度曲线

5 结 论

神经网络超强的自学习和非线性逼近能力, 使它在非线性控制领域独树一帜。本文提出了基于小波神经网络控制的无刷电机控制系统新方法, 该方

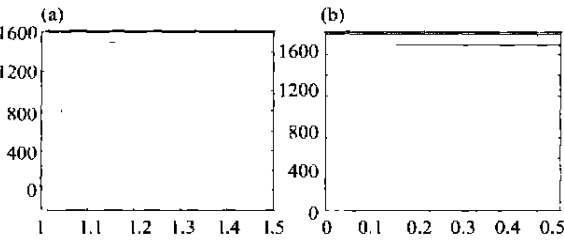


图4 神经网络控制速度曲线

Fig. 4 Speed waveform based on ANN control

(a) 速度起制动曲线

(b)  $t=0.15\text{ s}$ 时突加负载速度曲线

法使用三层前馈式人工神经网络，采用基于梯度下降纠正误差法在线训练更新网络参数，使用离散小波变换的时频特性和连续小波变换检测信号边沿的原理进行无刷电机运行状态和故障状态的检测以便能实时保护。仿真结果表明该方法能大大改善调速系统的静态、动态性能，具有优良的控制效果，小波检测灵敏度高，对噪声有较高的鲁棒性，具有广阔的应用前景。

参考文献:

[ 1 ] 李先祥, 麦宜佳, 斯燕跃. 无刷直流电机的全数字智能控制[ J ]. 中山大学学报( 自然科学版), 2002, 41( 2): 37—39.

[ 2 ] 乔俊飞, 孙雅明, 毛鹏. 一种基于神经网络的内模控制方法及其应用[ J ]. 天津大学学报, 2000, 33( 1): 25—28.

[ 3 ] AHMED R, KOTARU R. Neural net based robust controller design for brushless dc motor drives[ J ]. IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics-Part c: Applications and Reviews, 1999, 29( 3): 460—474.

[ 4 ] 叶昊, 王桂增, 方崇智. 小波变换在故障检测中的应用[ J ]. 自动化学报, 1998, 24(3): 301—303.

[ 5 ] RACZ A, PAZSIT I. Diagnostics of detector tube impacting with wavelet techniques[ J ]. Annals of nuclear energy, 1997, 42(10): 387—400.

[ 6 ] PUNEET G, GOKSEL D, STERGIOS I. Fault Detection and Identification in a Mobile Robot Using Multiple Model Estimation and Neural Network[ J ]. IEEE International Conference on Robotics and Automation, 2000, 22—28: 2302—2309.

Design of Brush Less Motor Servo System Based on Wavelet and ANN

LI Xian xiang<sup>1</sup>, LUO Zhong tiang<sup>1</sup>, XIAO Hong jun<sup>2</sup>

( 1. Engineering School, Foshan University, Foshan, Guangdong 528000, China;

2. Department of Automatic Control Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** Based on artificial neural network (ANN) and wavelet transform, a new approach of brushless DC motor servo system is presented with three layer forward artificial neural network. The approach is designed to train and replace network parameters in line using a gradient descending error algorithm. The work and fault states of brushless DC motor are detected, in which the time frequency characteristics of discrete wavelet transform (DWT) and the principle of signal edge detecting of continuous wavelet transform (CWT) are used. The simulation result shows that the system using the approach has very good dynamic and static performances, it is sensitive to fault and robust to noise, and it has a vast applying prospect.

**Key words:** wave transform; neural network; brushless DC motor